

پیش‌بینی خودکار گره‌های ترافیکی با استفاده از مدل سازی شبکه عصبی

سید فرزین فائزی*، استادیار، گروه عمران، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

*پست الکترونیکی نویسنده مسئول: Farzin_faezi@yahoo.com

دریافت: ۹۶/۱۱/۰۶ - پذیرش: ۹۷/۰۴/۲۰

صفحه ۵۲-۳۵

چکیده

افزایش حجم ترافیک و ایجاد گره‌های ترافیکی در راه‌های بین‌شهری و همچنین شبکه ترافیک شهری سبب کاهش کارایی شبکه ترافیکی و راه‌های مورد نظر می‌شود. پیش‌بینی و کشف هرچه سریعتر این گره‌های ترافیکی می‌تواند کمک شایانی به حل مشکل و روان‌سازی جریان ترافیک نماید. شبکه‌های عصبی مصنوعی نشان داده‌اند که با تکیه بر قابلیت یادگیری خود می‌توانند عملکرد بسیار مناسبی در این زمینه از خود نشان دهند. هدف اصلی این تحقیق پیش‌بینی و تشخیص خودکار گره‌های ترافیکی با استفاده از مدل شبکه عصبی هوشمند و مقایسه کارایی مدل با مدل‌های دیگر موجود است. به طوریکه با استفاده از داده‌های آموزشی، شبکه عصبی مصنوعی را به گونه‌ای بیاموزد که بتواند خروجی مورد نظر را تشخیص و در مورد داده‌های هدف با موفقیت پیش‌بینی را انجام دهد. روش تحقیق جهت پیش‌بینی معماری شبکه از سه پارامتر ورودی و یک پارامتر خروجی استفاده شده است. در این تحقیق از سه نوع شبکه عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی و کشف خودکار گره‌های ترافیکی استفاده شده است. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق از اطلاعات واقعی مرکز کنترل ترافیک آزادراه تهران- کرج به صورت روزانه، هفتگی و ماهیانه می‌باشد. در ابتدا از شبکه عصبی چند لایه پرسپترون، استفاده شده و شبکه عصبی دیگری که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته، شبکه نروفازی می‌باشد و در نهایت از شبکه عصبی تابع مبنای شعاعی به منظور بررسی موفقیت دو شبکه قبلی استفاده شده است. کارایی و دقت مدل‌های مختلف براساس بهترین و جامع‌ترین مجموعه شاخص‌های ارزیابی جهت سنجش کارکرد هر کدام از مدل‌ها تحلیل شد و براساس مقایسه کارایی آنها نسبت به یکدیگر، مدل پرسپترون با کارایی بهینه معرفی شد. مقایسه نتایج مقادیر پیش‌بینی شده جریان ترافیکی با مقادیر اندازه‌گیری شده در واقعیت، نشان می‌دهد که مدل مطرح شده به‌طور رضایت‌بخشی جریان ترافیکی را پیش‌بینی می‌کند.

واژه‌های کلیدی: گره ترافیکی، شبکه عصبی مصنوعی، آزادراه تهران، چند لایه پرسپترون، نروفازی

۱- مقدمه

گره ترافیکی وسایل نقلیه به دست می‌آید. در سالیان اخیر به دنبال رشد روزافزون تعداد وسایل نقلیه و سفرها در معابر شهری، سوانح و تصادفات رانندگی نیز افزایش چشم‌گیری داشته‌اند. آزادراه تهران کرج مهمترین جاده ارتباط بین غرب کشور و تهران می‌باشد. به دلیل حجم بالای ترافیک موجود در مسیر گره‌های ترافیکی زیادی بنا به دلایل مختلف در جریان عبور و مرور تخلخل ایجاد می‌کند. از مهمترین دلایل

هر ساله هزینه‌های بسیاری صرف خسارت‌های ناشی از گره ترافیکی در جاده‌ها می‌گردد. این خسارت‌ها می‌توانند به صورت مالی یا جانی نمایان شوند که در برخی از موارد جبران ناپذیرند. علاوه بر خسارت‌های مالی، به لحاظ روحی و روانی نیز افراد درگیر در این حوادث، شامل افراد حادثه دیده و خانواده آنها، تحت تأثیر قرار می‌گیرند که در صورت کم کردن این هزینه‌ها، ارقام قابل توجهی به‌عنوان ضرر حاصل از

ایجاد چنین گره‌های ترافیکی می‌توان به تصادفات جاده‌ای، عملیات تعمیر و نگهداری، حالات خاص ترافیکی، عملیات عمرانی و ... اشاره کرد.

یکی از با اهمیت‌ترین مسایل پس از ایجاد گره ترافیکی، کاهش زمان کشف این گره در مسیر و تلاش جهت رفع گره مذکور و تسریع در عادی سازی جریان عبور و مرور می‌باشد. هر چه زمان تشخیص گره ترافیکی کاهش یابد مشکلات ناشی از ایجاد گره برای خودروهایی عبوری سریعتر حل شده و عواقب ثانویه ناشی از ایجاد آن کاهش می‌یابد. رفع گره ترافیکی یا روان‌سازی جریان حمل‌ونقل عملاً زمانی امکان‌پذیر است که دستگاه‌های ذریبط از وقوع این پدیده آگاهی یابند. روش‌های معمول با استفاده از سیستم‌های مشاهده‌ای بوده که اکثراً مستلزم گذشت زمان می‌باشند. این گذشت زمان سبب افزایش تبعات ناشی از تشکیل گره ترافیکی می‌گردد. بنابراین کاهش زمان حل مشکل گره ترافیکی می‌تواند مهم‌ترین عامل از بین‌بردن تبعات ناشی از وقوع این پدیده و تسریع در عادی سازی جریان عبور و مرور باشد. تحقیق حاضر شیوه جدید در پیش‌بینی و کشف خودکار گره ترافیکی ارائه می‌کند. این شیوه بر خلاف روش‌های معمول مدل‌سازی از قابلیت مغز انسان جهت مدل‌سازی استفاده می‌کند. همچنین در این تحقیق از مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. مهم‌ترین مزیت این مدل نسبت به سایر مدل‌های معمول استفاده از قابلیت یادگیری می‌باشد، این بدان معنی است که شبکه عصبی از ارتباط بین ورودی‌های شبکه و خروجی‌های موجود، آموزش دیده و سپس نسبت به پیش‌بینی و کشف خودکار گره ترافیکی اقدام می‌کند.

۲- پیشینه تحقیق

استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی و کنترل ترافیک از دیرباز مورد توجه محققین مختلف بوده است. شبکه‌های عصبی چه در بعد آنالیز و توسعه ساختاری و چه در بعد پیاده‌سازی سخت‌افزاری، از نظر کمی، کیفی و توانایی، در حال رشد و پیشرفت می‌باشند و تکنیک‌های مختلفی از محاسبات عصبی همچنان در حال افزایش هستند. در سالیان اخیر شاهد حرکتی مستمر از تحقیقات صرفاً تئوری به تحقیقات کاربردی به‌خصوص در زمینه پردازش

اطلاعات برای مسائلی که برای آنها راه‌حلی موجود نیست یا به راحتی قابل حل نیستند بوده‌ایم. با عنایت به این امر علاقه فزاینده‌ای در توسعه تئوریک سیستم‌های دینامیکی هوشمند مدل آزاد^۱ که مبتنی بر داده‌های تجربی هستند، ایجاد شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی^۲ جزء این دسته از سیستم‌های دینامیکی قرار دارند که با پردازش روی داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در فرای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. به‌همین خاطر به این سیستم‌ها هوشمند^۳ می‌گویند، چراکه براساس محاسبات روی داده‌های عددی یا مثال‌ها، قوانین کلی را فرا می‌گیرند [شرما، ۲۰۱۴].

شبکه‌های عصبی مصنوعی یا به زبان ساده‌تر شبکه‌های عصبی سیستم‌ها و روش‌های محاسباتی نوینی برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش به دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌های پیچیده هستند [فاست، ۱۹۹۴]. شبکه‌های عصبی مصنوعی الگوهایی برای پردازش اطلاعات هستند که با تقلید از شبکه عصبی مغزی انسان ساخته شده‌اند. این شبکه‌ها با استفاده از داده‌های آموزشی، خروجی مورد نظر را تشخیص داده و در مورد داده‌های هدف با موفقیت عمل پیش‌بینی را انجام می‌دهند. استفاده از سیستم‌های هوشمند مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدیریت ترافیک به سال ۱۹۹۱ میلادی بر می‌گردد. در تحقیقی از شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی تصادفات جاده‌ای بزرگراه‌ها استفاده کردند. در این تحقیق با در نظر گرفتن نوع خودروها، حجم سفر بزرگراه‌ها و ... تعداد تصادفات جاده‌ای و احتمال وقوع آنها به عنوان پارامترهای خروجی در نظر گرفته شدند [شرما، ۲۰۱۴].

در تحقیقی دیگر نشان داده شد که جریان ترافیک در راه‌های شریانی شهری دارای یک رفتار زمانی- مکانی خاص بوده که حالت تصادفی را نمایش می‌دهد که درک و دریافت نظم تناوبی سنتی (ماهانه، هفتگی، روزانه و یا حتی ساعتی) را از بین برده است [پیوری، ۲۰۱۱]. همچنین ویلیامز برای مدل‌سازی و پیش‌بینی کوتاه مدت جریان ترافیک از آنالیزهای آماری سری زمانی در فرم مدل‌های خانواده آرما استفاده کرد [ویلیامز، ۲۰۱۵]. در تحقیقی از مدلی ماکروسکوپی جهت مدیریت ترافیک بزرگراه‌ها استفاده شد. در این مدل‌سازی از مدل‌های خطی و غیرخطی شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی جریان ورودی به بزرگراه استفاده

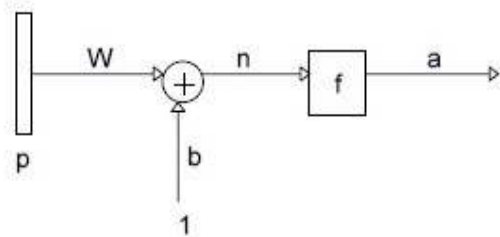
به‌عنوان ابزار ریاضی جهت مدل‌سازی شبکه ترافیک شهری استفاده شده است. در این روش با ارائه روش‌هایی جهت کاهش مرتبه مدل شبکه ترافیک و همچنین تجزیه آن به زیرشبکه‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی، به طراحی یک ساختار کنترلی سلسله مراتبی مبتنی بر MPC جهت بهینه‌سازی تابع هدف مجموع زمان‌های تلف شده در شبکه ترافیک پرداخته شده است. نتایج نشان داد که ساختار کنترل سلسله مراتبی مبتنی بر MPC، سیگنال‌های کنترلی بهینه برای کل شبکه ترافیک شهری ابعاد وسیع را تولید می‌کند که باعث افزایش عملکرد بهینه شبکه و کاهش ازدحام ترافیکی آن می‌شود [امینی، ۱۳۸۶]. در تحقیق دیگری با کاربرد روش‌های ترکیبی استنتاجی هوشمند عصبی-فازی، نسبت به ساده‌سازی توصیف رفتاری کمی-کیفی، بسترسازی و ارزیابی کمی-کیفی و استنتاج شرطی جهت تصمیم‌سازی‌های چندمنظوره در ارزیابی سوانح ریلی پرداخته شده است. در این تحقیق یک مدل پیش‌بینی ارائه شده است که زمینه مناسب جهت برنامه‌ریزی مدیریت ایمنی در سوانح ریلی را فراهم خواهد ساخت [پورمعلم، ۱۳۸۸]. در تحقیقی طبقه‌بندی و تحلیل نتایج حاصله از استفاده هوش جمعی SI برای مدل‌های پیچیده ترافیک و فرایندهای حمل‌ونقل ارائه می‌کند. نتایج تحقیقات نشان می‌دهد SDS, BCO, PSO, ACO، یک متمم خوب (بر حسب زمان محاسبه و کیفیت راه‌حل‌های کشف شده) برای رویکردهای فراابتکاری برای حل مسائل مسیریابی وسیله‌نقلیه و زمان‌بندی می‌باشد و مسائل زمان‌بندی و مسیریابی وسیله‌نقلیه به‌وسیله رویکرد هوش جمعی حل می‌شوند [جوانشیر، ۱۳۸۸]. در تحقیقی به کاهش زمان نقل و انتقال در امداد رسانی و در مواقع بحرانی با استفاده از هوش مصنوعی و اصلاح الگوریتم‌های مسیریابی نوین پرداخته شده است. نتایج نشان دادند که در وهله اول، نبود پایگاه اطلاعات مکانی مشترک بین سازمان‌های امدادی، باعث می‌شود خدمات رسانی آنها در کمترین زمان، امکان‌پذیر نباشد و در صورت ایجاد پایگاه اطلاعات مکانی و استفاده از آن، با توجه به وسعت کم شهر مورد مطالعه یعنی سمنان، زمان دستیابی به مسیر بهینه با استفاده از الگوریتم تئوری بازی‌ها، در مقایسه با استفاده از سایر الگوریتم‌ها، کوتاه‌تر است [ذوالفقاری، ۱۳۹۲]. در مطالعه دیگر از یک رویکرد جدید به‌منظور تخصیص بهینه

شد [ژانگ، ۲۰۰۱]. در تحقیقی دیگر با تکیه بر مدلی مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی به طبقه‌بندی حجم خودروهای موجود در جاده‌ها پرداخته شد. حجم خودروهای ورودی از اطلاعات مهم در پیش‌بینی ترافیک و ساخت روستازی و سایر پارامترهای مربوطه است. این مدل‌سازی با تکیه بر ساختار شبکه عصبی چند لایه پرسپترون انجام شد [وانگ، ۲۰۰۹]. سیرینواسان و همکاران کنترل چراغ‌های راهنمایی رانندگی را به‌وسیله مدلی مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی انجام دادند. در این تحقیق اساس کار مدل شبکه عصبی بر مبنای کنترل سیگنال می‌باشد. شبکه‌های عصبی با ساختارهای مختلف در این تحقیق مورد سعی و خطا قرار گرفتند [سیرینواسان، ۲۰۰۶].

بینام از شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی حجم ترافیک استفاده کردند. شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده از نوع نروفازی می‌باشد. این مدل‌سازی بر اساس منطق فازی با استفاده از شبکه‌های نروفازی انجام شده است. شش پارامتر ورودی بر اساس سرعت و حجم عبوری خودروها انتخاب شده و تنها یک پارامتر به عنوان خروجی در نظر گرفته شده است [بینام، ۲۰۱۴]. کومار و همکاران از شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی آلودگی صوتی بزرگراه‌های دهلی‌نو هند استفاده کردند. آلودگی صوتی همواره به‌عنوان یکی از دغدغه‌های مدیریت ترافیک شهری محسوب می‌گردد. در این مدل نیز حجم ترافیک و سرعت متوسط پارامترهای ورودی در نظر گرفته شده است، ولی علاوه بر این دو پارامتر نوع خودرو نیز به عنوان پارامتر ورودی دیگر در نظر گرفته شد [کومار، ۲۰۱۲]. بهبهانی و حقیقی کنترل زمان‌بندی چراغ راهنمایی را به‌وسیله شبکه‌های عصبی مطرح کردند. شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده از نوع چند لایه پرسپترون با الگوریتم آموزشی پس‌انتشار خطا می‌باشد [بهبهانی، ۱۳۸۹]. در تحقیقی دیگر که توسط عباسی و یعقوبی انجام شده است، رویکردی نو در بررسی پیش‌بینی پذیری ترافیک شهری مبتنی بر تئوری آشوب و پیش‌بینی جریان ترافیک شهر مشهد مبتنی بر سیستم فازی-عصبی تطبیقی چندگانه معرفی شد [عباسی، ۱۳۹۲]. در تحقیق دیگری به یکی از مهمترین سیگنال‌های کنترلی شبکه‌های ترافیک شهری، بهینه‌سازی مدت زمان چراغ‌های راهنمایی پرداخته شده است. در این تحقیق از پترن‌های هایبرید

در این تحقیق از داده‌های حاصل از بررسی آزادراه تهران- کرج استفاده شده است. آزادراه تهران کرج مهمترین جاده ارتباط بین غرب کشور و تهران می‌باشد. تردد در این مسیر با حجم و سرعت بالا در ۲۴ ساعت شبانه روز پیوسته ادامه دارد. همچنین به دلیل حجم بالای ترافیک موجود در مسیر، گره‌های ترافیکی زیادی بنا به دلایل مختلف در جریان عبور و مرور اختلال ایجاد می‌کند. بنابراین برای استخراج داده‌های مورد استفاده در مدل‌ها از سازمان کنترل ترافیک و مرکز کنترل ترافیک آزادراه تهران- کرج واقع در پیکان‌شهر استفاده شده است، به عبارتی از نتایج حاصل از دوربینهای کنترل سرعت و همچنین کنترل ترافیک آزادراه تهران- کرج استفاده شده است. در این مرحله داده‌های مربوط به اطلاعات خودروها به صورت روزانه، هفتگی و ماهیانه مورد بررسی تا جمع‌بندی مناسبی در استفاده از داده‌ها در زمانهای مناسب صورت گیرد.

نورون کوچکترین واحد پردازشگر اطلاعات است، که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد. به عبارتی نورونها ساده‌ترین واحد ساختاری سیستم‌های عصبی هستند. بافتی که عصب نامیده می‌شوند اجتماعی از نورونها هستند که اطلاعات و پیامها را از یک قسمت بدن به قسمت دیگر منتقل می‌کنند شکل ۱ ساختار یک نورون تک‌ورودی را نشان می‌دهد. اسکالرها a و p به ترتیب خروجی و ورودی هستند.



شکل ۱. ساختار یک نورون تک‌ورودی

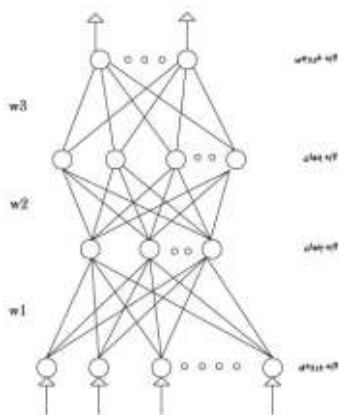
میزان تأثیر p روی a بوسیله مقدار اسکالر w تعیین می‌شود. ورودی دیگر که مقدار ثابت b است، در جمله بایاس b ضرب شده و سپس با wp جمع می‌شود، این حاصل جمع ورودی خالص n برای تابع محرک (تابع تبدیل) f خواهد بود. بدین ترتیب خروجی نورون با معادله زیر تعیین می‌شود:

$$a = f(wp + b) \quad (1)$$

اتوبوس‌ها به خطوط شبکه اتوبوس‌رانی موجود استفاده شده است. در این روش، مدلی تهیه شده است که از طریق آن می‌توان با در نظر گرفتن پارامترهای مختلف موثر بر این امر در کنار یکدیگر تعداد اتوبوس‌های مورد نیاز یک خط را تعیین نمود. برای این منظور نیز از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی به علت قابلیت یادگیری به کمک مثال و با استفاده از داده‌های موجود می‌توانند برای مدل‌سازی‌های غیرخطی که حل عددی دقیق آنها به سختی قابل حصول است، مورد استفاده قرار گیرند. در نهایت، مدل به دست آمده بر روی شبکه اتوبوس‌رانی شهر مشهد آزمایش گردید، که نتایج به دست آمده با استفاده از شبکه عصبی در مقایسه با وضعیت موجود نیز به دلیل انطباق کامل وضعیت موجود با نتایج بدست آمده از شبکه مورد نظر، نشان دهنده دقت بالای این شبکه‌ها در شبیه‌سازی شرایط ایده‌آل می‌باشد [شفابخش، ۱۳۸۹]. همچنین در تحقیقی تقاطع چهار فاز بلوار کوشش- بلوار فرودگاه در شهر مشهد، به‌عنوان محدوده مورد مطالعه آماری، انتخاب شد. با خوشه‌بندی داده‌ها به‌عنوان ورودی سیستم کنترل و همچنین ارائه رهیافت جدید برای تعیین فاز بهینه و زمان بندی بهینه، نحوه عملکرد تقاطع با روش هوشمند فازی در محیط متلب شبیه‌سازی شد. این الگوریتم با حفظ سادگی و عدم پیچیدگی‌های محاسباتی، عملکرد چراغ راهنمایی را بهبود بخشید [شمسی‌نژاد، ۱۳۹۲].

۳- روش تحقیق

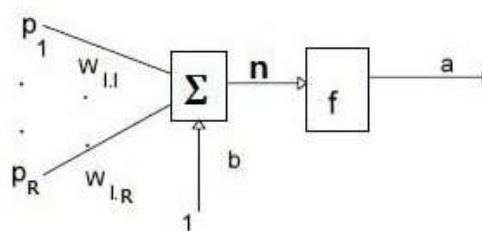
وقوع گره ترافیکی به‌صورت مستقیم و خیلی سریع بر روی دو پارامتر اصلی جریان ترافیکی یعنی سرعت عبوری و حجم عبوری خودروها اثر مستقیم می‌گذارد. محققین با بررسی گره‌های ترافیکی متعدد دریافتند که با تحلیل مقدار و رابطه این دو پارامتر در نقاط مشخص از مسیر می‌توان به پیش‌بینی و کشف خودکار گره ترافیکی پرداخت. بنابراین در این تحقیق ابتدا گره ترافیکی با استفاده از شبکه عصبی به‌صورت خودکار تشخیص و سپس کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی گره ترافیکی با مدل‌های دیگر موجود در این زمینه تحقیقاتی مانند مدل‌های مبتنی بر الگوریتم ژنتیک یا منطق فازی مقایسه می‌گردد.



شکل ۳. ساختار مدل شبکه عصبی مصنوعی

در این تحقیق از سه نوع شبکه عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی و کشف خودکار گره‌های ترافیکی استفاده شد. در ابتدا از شبکه عصبی چند لایه پرسپترون^۱، یکی از پرکاربردترین شبکه‌های عصبی، استفاده شد. شبکه چندلایه پرسپترون به طور کلی از سه لایه ورودی، پنهان و خروجی تشکیل شده است. شبکه عصبی چندلایه پرسپترون جهت پیش‌بینی عوامل تأثیرگذار بر روی جریان ترافیک بزرگراهها ساخته شدند. جهت پیش‌بینی جریان ترافیکی سه الگوی ورودی مختلف ساخته شده و پارامترهای تأثیرگذار بر روی جریان ترافیکی در مدل‌سازی مورد بررسی قرار گرفت. حجم خودروهای ورودی از اطلاعات مهم در پیش‌بینی ترافیک و سایر پارامترهای مربوطه است. این مدل‌سازی با تکیه بر ساختار شبکه عصبی چندلایه پرسپترون انجام شده است. معماری شبکه عصبی به کار رفته در این تحقیق در شکل ۴ ارائه شده است.

عموماً یک نورون بیش از یک ورودی دارد. شکل ۲ یک نورون با R ورودی را ارائه می‌دهد. بردار ورودی با P نمایش داده می‌شود. اسکالرها $P_i (i=1,2,\dots,R)$ عناصر بردار P هستند. مجموعه سیناپس‌های $W_{1,i}$ ، عناصر ماتریس وزن W را تشکیل می‌دهند. در این حالت w یک بردار سطری با عناصر $W_{1,j}$ و $j=1,\dots,R$ است. هر عنصر از بردار ورودی p در عنصر متناظر از w ضرب می‌شود. نورون یک جمله بایاس b دارد که با حاصل ضرب ماتریس وزن w با بردار ورودی p جمع می‌شود.



شکل ۲. مدل چند ورودی یک نورون

ورودی خالص n ، مطابق فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$n = \sum_{i=1}^R p_i w_{1,i} + b = Wp + b \quad (2)$$

که در آن:

$$p = [p_1, p_2, \dots, p_R]^T \quad (3)$$

$$W = [w_{1,1}, \dots, w_{1,R}] \quad (4)$$

در نهایت خروجی نورون مطابق زیر خواهد بود:

$$a = f(wp + b) \quad (5)$$

شکل ۳ ساختار کلی شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده در

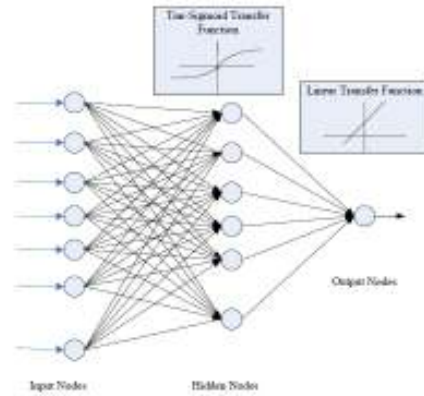
این تحقیق را نشان می‌دهد.

استفاده شد. تعداد پارامترهای ورودی و خروجی در این شبکه نیز مانند شبکه‌های پرسپترون و نروفازی است.

- پارامترهای سرعت عبوری: یکی از مهمترین پارامترهایی که در بررسی و مدل‌سازی جریان ترافیک مورد استفاده محققین مختلف است، سرعت خودروهای عبوری می‌باشد. در این تحقیق نیز با توجه به داده‌های موجود سه پارامتر سرعت بیشینه، سرعت متوسط و واریانس سرعت عبوری به‌عنوان پارامترهای ورودی در نظر گرفته شد.

- پارامتر حجم عبوری: حجم خودروهای عبوری نیز یکی دیگر از پارامترهای تأثیرگذار بر روی مدل‌سازی جریان ترافیکی می‌باشد. از آنجایی که در این تحقیق پیش‌بینی گره ترافیکی مهم است بنابراین این پارامتر نیز به‌عنوان ورودی مهم استفاده شد.

بر مبنای بررسی داده‌های روزانه و ماهیانه سرعت و حجم و پس از پردازش اطلاعات حاصله، سرعت عبوری خودروها در ابتدا و انتهای بازه و تعداد خودروها به‌عنوان مهمترین پارامترهای تأثیرگذار بر جریان ترافیک و ایجاد و تشخیص گره ترافیکی شناخته شده‌اند. به این ترتیب با دسته‌بندی داده‌ها بر اساس سرعت و تعداد خودرو، داده‌ها و پارامترهای ورودی مدل‌ها مطابق جداول ۱ تا ۴ ارائه می‌گردند. در این جداول سرعت پایین (۰ تا ۳۰ کیلومتر در ساعت)، سرعت متوسط (۳۰ تا ۶۰ کیلومتر در ساعت) و سرعت بالا (بیش از ۶۰ کیلومتر در ساعت) منظور گردیده است. همچنین جریان عادی و غیرعادی به نسبت سرعتها در ابتدا و انتهای مسیر بستگی دارد.



شکل ۴. معماری شبکه چندلایه پرسپترون

۳-۱- پارامترهای ورودی و خروجی

در این تحقیق از دو نوع شبکه چند لایه پرسپترون یک و دو لایه استفاده شده است. تفاوت این دو نوع شبکه در تعداد پارامترهای ورودی آنهاست. هر دو مدل یک خروجی دارند. ساختار به ترتیب با یک لایه پنهان و دو لایه پنهان برای هر دو مدل ارائه شده است. بنابراین دو نوع شبکه عصبی پرسپترون به ترتیب با یک و دو لایه پنهان به همراه تعداد نرونهای مختلف در لایه‌های پنهان ساخته و از سرعت عبوری خودروها به‌عنوان پارامترهای ورودی مدلها استفاده شد. شبکه عصبی دیگری که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته، شبکه نروفازی است. در این شبکه نیز از یک پارامتر به‌عنوان خروجی استفاده شد و در نهایت از شبکه عصبی تابع مبنای شعاعی به‌منظور بررسی موفقیت دو شبکه قبلی

جدول ۱. پارامتر حداکثر سرعت خودروهای عبوری

		حداکثر سرعت در ابتدای مسیر		
		پایین	متوسط	بالا
حداکثر سرعت در انتهای مسیر	پایین	عادی	غیرعادی	غیرعادی
	متوسط	عادی	عادی	عادی
	بالا	غیرعادی	عادی	عادی

جدول ۲. پارامتر سرعت متوسط خودروهای عبوری

انتهای مسیر	سرعت متوسط در ابتدای مسیر				
		پایین	متوسط	بالا	
	سرعت متوسط در	پایین	عادی	غیرعادی	غیرعادی
		متوسط	عادی	عادی	عادی
		بالا	غیرعادی	عادی	عادی

جدول ۳. پارامتر واریانس سرعت خودروهای عبوری

انتهای مسیر	واریانس سرعت در ابتدای مسیر				
		پایین	متوسط	بالا	
	واریانس سرعت در	پایین	عادی	غیرعادی	غیرعادی
		متوسط	غیرعادی	عادی	غیرعادی
		بالا	غیرعادی	غیرعادی	عادی

جدول ۴. پارامتر تعداد خودروهای عبوری

عبوری در انتهای مسیر	تعداد خودروهای عبوری در ابتدای مسیر				
		پایین	متوسط	بالا	
	تعداد خودروهای	پایین	عادی	غیرعادی	غیرعادی
		متوسط	عادی	عادی	غیرعادی
		بالا	عادی	عادی	عادی

جدول ۵. جزئیات ساختاری مدل‌های شبکه عصبی مورد استفاده

پارامترهای خروجی	پارامترهای ورودی	شبکه
جریان ترافیکی	سرعت بیشینه، سرعت میانگین، انحراف معیار سرعت، تعداد خودرو	پرسپترون یک
جریان ترافیکی	سرعت میانگین، انحراف معیار سرعت، تعداد خودرو	پرسپترون دو
جریان ترافیکی	سرعت بیشینه، سرعت میانگین، انحراف معیار سرعت، تعداد خودرو	نروفازی یک
جریان ترافیکی	سرعت میانگین، انحراف معیار سرعت، تعداد خودرو	نروفازی دو
جریان ترافیکی	سرعت بیشینه، سرعت میانگین، انحراف معیار سرعت، تعداد خودرو	شعاعی یک
جریان ترافیکی	سرعت میانگین، انحراف معیار سرعت، تعداد خودرو	شعاعی دو

- شبکه عصبی پرسپترون چندلایه - آموزش و توقف

آموزش

در این تحقیق از شبکه‌های دو و سه لایه پرسپترون با تعداد ورودی متفاوت برای پیش‌بینی استفاده شده است. برای بالا بردن قدرت تعمیم شبکه از روش یادگیری ارزیابی برای توقف آموزش استفاده شده است. تعداد ۳۵۰ داده برای آموزش، ۷۰ داده برای مجموعه ارزیابی و تعداد ۸۰ داده برای مجموعه آزمایشی استفاده شده است. در شکل‌های ۵ و ۶ منحنی‌های آموزشی به ترتیب برای شبکه پرسپترون یک و پرسپترون دو با یک لایه پنهان نشان داده شده است. پس از پایان آموزش مقادیر وزن‌ها ذخیره شده و شبکه مورد نظر آماده است.

مجموعه ارزیابی به عنوان بخشی از داده‌های تجربه نشده که در کنترل فرآیند آموزشی استفاده نشده است، می‌تواند توأم‌اً نشان‌دهنده قدرت شبیه‌سازی شبکه (در مقابل داده‌های تجربه شده آموزشی) و قدرت پیش‌بینی شبکه (در مقابل داده‌های تجربه نشده آزمایشی و ارزیابی) در بررسی‌های اولیه باشد. از این رو ابتدا کارکرد شبکه‌های آموزش دیده با تعداد نرون‌های میانی متفاوت با توجه به شاخص‌های خطا مورد ارزیابی قرار گرفته است.

برای انتخاب دقیق‌تر، شبکه‌هایی که در مقابل داده‌های ارزیابی عملکرد خوبی نشان داده‌اند، در مقابل مجموعه آزمایشی و آموزشی نیز مورد مطالعه قرار می‌گیرند و در نهایت هر شبکه‌ای که بهترین کارایی را در شبیه‌سازی (در مقابل مجموعه آموزشی) و در پیش‌بینی (در مقابل مجموعه ارزیابی و آزمایشی) از خود نشان دهد، به عنوان شبکه دارای تعداد نرون‌های بهینه انتخاب می‌گردد.

پس از انتخاب تعداد نرون‌های بهینه برای هر دو ساختار چهار ورودی و سه ورودی، این دو ساختار نیز با استفاده از شاخص‌های خطا با هم مقایسه شده و ساختار مناسب هر مدل انتخاب می‌شود. در مرحله بعد نیز مدل‌ها با توجه به ساختار بهینه هر مدل با هم مقایسه می‌شوند. در قضاوت در مورد عملکرد و کارایی مدل‌ها از دو دسته شاخص استفاده شده

همانگونه که در جداول ۱ تا ۴ مشخص است دو حالت عادی و غیرعادی به معنای وقوع گره ترافیکی تعیین شده است. جزییات تمامی سه مدل شبکه عصبی مورد استفاده در جدول ۵ ارائه شده است. در این جدول تعداد پارامترهای ورودی و خروجی مدل‌های مختلف نشان داده شده است.

۴- نتایج تحقیق

داده‌های مورد استفاده در مدل‌ها از سازمان کنترل ترافیک و مرکز کنترل ترافیک آزادراه تهران- کرج واقع در پیکان‌شهر استفاده شده است. رفت و آمد خودروها در این مسیر توسط ردیابهای مرکز کنترل ترافیک مورد بررسی قرار گرفته است. همچنین جهت بررسی پارامترهای ترافیکی غالب محدوده مورد مطالعه، داده‌های ترافیکی ماهیانه این مسیر نیز اخذ گردید. در جدول ۶ نمونه‌هایی از این داده‌های ترافیکی مشاهده می‌گردد. البته داده‌های اخذ شده به مراتب بیشتر از این جداول می‌باشد. پس از بررسی داده‌ها، داده‌های مناسب جداسازی و دسته بندی شده‌اند. حدود تغییرات پارامترهای ورودی و خروجی در جدول ۷ ارائه شده است. این اعداد محدوده هر کدام از این پارامترها را نشان می‌دهند به‌عنوان مثال سرعت متوسط خودروهای عبوری بین ۵ کیلومتر بر ساعت تا ۱۱۱ کیلومتر بر ساعت متغیر می‌باشد. همچنین تعداد خودروهای عبوری در زمان‌های مختلف بین ۳۰۰۰ خودرو تا ۱۳۰۰۰ خودرو می‌باشد. البته تعداد خودرو بسته به بازه زمانی مورد بررسی و به‌عنوان یک عدد ورودی لحاظ شده است و شبکه عصبی در آموزش خود تغییرات حجم عبوری را بدون توجه به بازه زمانی و بر اساس سرعت عبوری خودروها می‌آموزد.

۴-۱- پیاده‌سازی شبکه‌های عصبی

برای پیاده‌سازی شبکه‌های عصبی مورد استفاده همچنین آموزش و ارزیابی آنها از جعبه ابزار شبکه عصبی متلب^۵ استفاده شده است.

است: ضریب همبستگی و شاخصهای مقدار خطا. شبکه و مدلی دارای کارایی بهتر در مجموعه مورد نظر است که دارای ضریب همبستگی و شاخصهای خطای مناسبتری باشد. برای قضاوت درباره ضریب همبستگی، از محدوده اسمیت استفاده شده است.

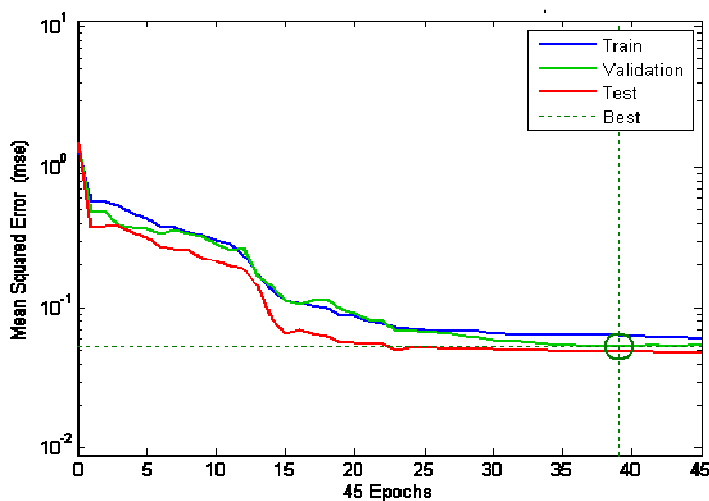
به‌عنوان مثال اگر برای هر کدام از مجموعه‌های سه‌گانه آموزشی، ارزیابی و آزمایشی $R \leq 0.8$ بدست آید، شبکه کارایی خوبی در آن مجموعه داده ندارد [امامی، یثربی، ۱۳۹۳].

جدول ۶. خلاصه‌ای از داده‌های ماهیانه اخذ شده

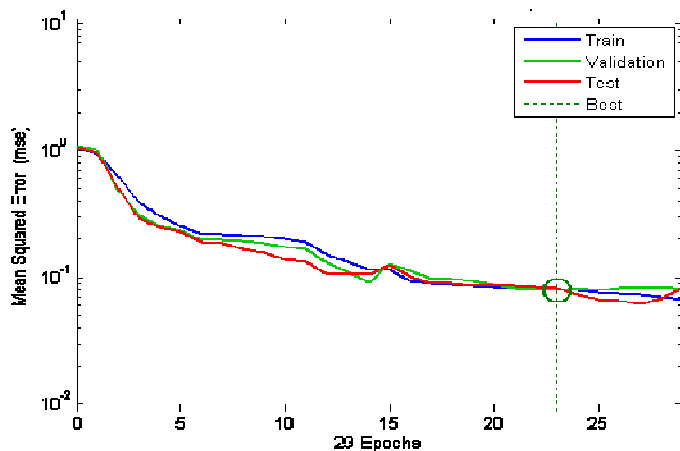
استان تهران-محور ۱۱۴۵۰۱-آزادراه کرج - تهران (پیکان شهر)				
شروع	پایان	مدت زمان کارکرد(دقیقه)	تعداد کل وسیله نقلیه	سرعت متوسط
۹۳/۰۶/۰۱	۹۳/۰۶/۰۲	۱۴۸۵	۱۱۵۱۱۴	۸۷/۹۵
۹۳/۰۶/۰۲	۹۳/۰۶/۰۳	۱۶۷۴	۱۰۹۸۱۷	۱۰۴/۸۹

جدول ۷. حدود تغییرات پارامترهای ورودی و خروجی

محدوده	پارامترهای ورودی				پارامترهای خروجی
	سرعت بیشینه (km/h)	سرعت میانگین (km/h)	انحراف معیار سرعت	تعداد خودرو	
کمترین	۵	۵	۰	۳۰۰۰	جریان ترافیکی ۱۰
بیشترین	۱۳۰	۱۱۱	۹۰۰	۱۳۰۰۰	۱۲۰



شکل ۵. منحنی آموزش شبکه پرسپترون یک با یک لایه پنهان ۱۱ نورونی



شکل ۶. منحنی آموزش شبکه پرسپترون دو با یک لایه پنهان ۱۱ نورونی

هبستگی بالا در مجموعه‌های آموزشی، ارزیابی و آزمایشی و همچنین شاخصهای خطای پایتتر در مقایسه با ساختارهای دیگر مدل، عملکرد بسیار مناسبی از خود نشان داده است. ساختارهای بهینه مدل پرسپترون یک با چهار پارامتر ورودی با تعداد لایه‌ها و نرونهای پنهان مختلف در جدول ۱۰ ارائه شده‌اند. مشاهده می‌شود که مدل پرسپترون یک با دو لایه پنهان با ۲۰ نرون در لایه‌های پنهان بهترین عملکرد را در شبکه‌های مدل پرسپترون یک با چهار پارامتر ورودی از خود نشان می‌دهد. همچنین این ساختار بالاترین ضریب هبستگی و پایتترین شاخص‌های خطا را داراست. بنابراین شبکه مذکور عملکرد قابل قبولی در مرحله پیش‌بینی از خود نشان داد. ساختارهای بهینه مدل پرسپترون دو با سه پارامتر ورودی با تعداد لایه‌ها و نرونهای پنهان مختلف در جدول ۱۱ ارائه شده‌اند. مشاهده می‌شود که مدل پرسپترون دو با دو لایه پنهان با ۱۵ نرون در لایه‌های پنهان بهترین عملکرد را در شبکه‌های مدل پرسپترون دو با سه پارامتر ورودی از خود نشان می‌دهد. همچنین این ساختار بالاترین ضریب هبستگی و پایتترین شاخص‌های خطا را داراست. لازم به ذکر است که این ساختار در ضریب هبستگی و جذر متوسط مربعات خطا در مجموعه آموزشی و ارزیابی با شبکه با دو لایه پنهان ۲۰ نرونی تقریباً برابر است. بنابراین شبکه مذکور عملکرد قابل قبولی در مرحله پیش‌بینی از خود نشان داده است.

در مدل اول، شاخصهای خطای شبکه در مقابل مجموعه ارزیابی، آموزشی و آزمایشی برای شبکه پرسپترون یک با یک لایه پنهان در جدول ۸ نشان داده شده است. تمام شبکه‌ها عملکرد نسبتاً قابل قبولی از خود نشان می‌دهند. به این ترتیب ۴ شبکه با تعداد ۱۱، ۱۵، ۲۰ و ۳۰ نرون در لایه پنهان که عملکرد بهتری دارند انتخاب شده‌اند. این چهار شبکه در مقابل مجموعه آموزشی و آزمایشی مورد ارزیابی قرار گرفته و در انتها شبکه با ۱۵ نرون در لایه پنهان با شاخصهای هبستگی و مقدار خطای بهتر در مجموعه آموزشی، ضریب هبستگی بهتر در مجموعه ارزیابی و آموزشی، میانگین قدرمطلق خطا و جذر متوسط مربعات خطا بهتر در مجموعه‌های ارزیابی و آزمایشی و با وجود مقدار بیشینه خطای بیشتر در مجموعه ارزیابی در مجموع نسبت به سه شبکه دیگر به عنوان بهترین ساختار مدل پرسپترون یک با یک لایه پنهان انتخاب شده است. جدول ۹ شاخصهای خطای شبکه در مقابل مجموعه ارزیابی، آموزشی و آزمایشی برای شبکه پرسپترون یک با دو لایه پنهان با تعداد نرونهای متفاوت را نشان می‌دهد. در این مدل اکثر ساختارها در مقایسه با مدل اول از کارایی کمتری برخوردارند. ولی در این ساختارها دو ساختار به ترتیب با ۲۰ و ۲۵ نرون در لایه پنهان عملکرد بسیار مناسبی از خود نشان داده‌اند. بدین ترتیب شبکه‌ها با ساختارهای متفاوت نشان داده‌اند که در این میان شبکه با ۲۰ نرون در هر دو لایه پنهان با ضریب

جدول ۸. شاخصهای ارزیابی ساختارهای شبکه پرسپترون یک با یک لایه پنهان با تعداد نرونهای مختلف

مجموعه داده‌های ارزیابی						
تعداد نرونهای لایه پنهان	ضریب همبستگی	جذر متوسط مربعات خطا	میانگین قدرمطلق	بیشینه مقدار	انحراف استاندارد	مجموع مربعات خطا
۳	۰/۶۷	۰/۱۲	۰/۰۹۵	۰/۷۵	۰/۱	۴/۵
۵	۰/۸	۰/۱	۰/۰۸۵	۰/۴۲	۰/۰۹۵	۲/۷
۸	۰/۷۳	۰/۱۱	۰/۰۹	۰/۵۹	۰/۰۸۵	۳/۳
۱۱	۰/۹	۰/۰۸۳	۰/۰۶۳	۰/۳۵	۰/۰۵	۱/۵
۱۵	۰/۹۳	۰/۰۶۷	۰/۰۵	۰/۲	۰/۰۴۹	۰/۹۹
۲۰	۰/۹۲	۰/۰۷۲	۰/۰۵۵	۰/۳۱	۰/۰۴۵	۱/۱
۲۵	۰/۹	۰/۰۸۸	۰/۰۶۴	۰/۳	۰/۰۶	۱/۶
۳۰	۰/۸۹	۰/۰۸	۰/۰۵۵	۰/۴۶	۰/۰۵۸	۱/۴
مجموعه داده‌های آموزشی						
۱۱	۰/۹۲	۰/۰۸	۰/۰۵۵	۰/۴۵	۰/۰۵۱	۶/۸
۱۵	۰/۹۷	۰/۰۵۶	۰/۰۳۹	۰/۳۸	۰/۰۴۵	۳/۱
۲۰	۰/۹۶	۰/۰۵۵	۰/۰۳۶	۰/۳۶	۰/۰۴۳	۳/۱
۳۰	۰/۹۵	۰/۰۵۶	۰/۰۳۷	۰/۳۵	۰/۰۵۱	۳/۲
مجموعه داده‌های آزمایشی						
۱۱	۰/۹	۰/۰۸۵	۰/۰۷	۰/۴۴	۰/۰۶۵	۱/۸
۱۵	۰/۹۱	۰/۰۷۹	۰/۰۵۵	۰/۲۲	۰/۰۵۶	۱/۳
۲۰	۰/۹	۰/۰۸	۰/۰۵۷	۰/۳	۰/۰۵۷	۱/۳۵
۳۰	۰/۸۷	۰/۰۸۱	۰/۰۶	۰/۲۷	۰/۰۵۹	۱/۴

جدول ۹. شاخصهای خطای شبکه در مقابل مجموعه ارزیابی، آموزشی و آزمایشی برای شبکه پرسپترون یک با دو لایه پنهان

مجموعه داده‌های ارزیابی							
تعداد نرونهای لایه اول	تعداد نرونهای لایه پنهان دوم	ضریب همبستگی	جذر متوسط مربعات خطا	میانگین قدرمطلق خطا	بیشینه مقدار قدرمطلق خطا	انحراف استاندارد قدرمطلق خطا	مجموع مربعات خطا
۵	۵	۰/۶	۰/۱۳	۰/۰۹۸	۰/۶۳	۰/۱	۳/۹۱
۵	۸	۰/۷۵	۰/۱۲	۰/۰۹	۰/۴۴	۰/۰۸۶	۳
۸	۸	۰/۸۹	۰/۰۸۵	۰/۰۵۶	۰/۴۸	۰/۰۶۵	۱/۵
۸	۱۱	۰/۸۲	۰/۰۹۸	۰/۰۷۵	۰/۳۱	۰/۰۶۸	۲
۱۱	۱۱	۰/۸۳	۰/۱	۰/۰۷۶	۰/۴	۰/۰۸۴	۲/۳۵
۱۱	۱۵	۰/۹۳	۰/۰۷۲	۰/۰۵۱	۰/۲۷	۰/۰۶۴	۱/۰۸

۱/۹۵	۰/۰۷۳	۰/۵	۰/۰۶۵	۰/۰۹۷	۰/۸۸	۱۵	۱۵
۱/۴۶	۰/۰۷۷	۰/۵۶	۰/۰۴۶	۰/۰۸۳	۰/۸۶	۲۰	۱۵
۰/۷۵	۰/۰۵۶	۰/۳۷	۰/۰۳۳	۰/۰۶۱	۰/۹۴	۲۰	۲۰
۰/۴۸	۰/۰۵۵	۰/۱۵	۰/۰۳۳	۰/۰۴۸	۰/۹۶	۲۵	۲۰
۰/۴۴	۰/۰۵۶	۰/۱۶	۰/۰۳۲	۰/۰۴۶	۰/۹۷	۲۵	۲۵
مجموعه داده‌های آموزشی							
۲/۶۵	۰/۰۵۱	۰/۳۲	۰/۰۳۷	۰/۰۵۴	۰/۹۶	۸	۸
۳/۵	۰/۰۴۵	۰/۳۹	۰/۰۳۹	۰/۰۶	۰/۹۶	۱۵	۱۱
۲/۱۱	۰/۰۳۵	۰/۳	۰/۰۲۹	۰/۰۴۶	۰/۹۸	۱۵	۱۵
۰/۴۸	۰/۰۲۱	۰/۲۷	۰/۰۰۷	۰/۰۲۲	۰/۹۹	۲۰	۲۰
۰/۸۲	۰/۰۲۴	۰/۳۴	۰/۰۱	۰/۰۲۹	۰/۹۹	۲۵	۲۵
مجموعه داده‌های آزمایشی							
۲/۱۲	۰/۰۸۵	۰/۴۸	۰/۰۶۵	۰/۰۹۹	۰/۸	۸	۸
۱/۴۲	۰/۰۷	۰/۲۷	۰/۰۵۹	۰/۰۸۲	۰/۸۸	۱۵	۱۱
۱/۱۱	۰/۰۵۷	۰/۲۸	۰/۰۴۹	۰/۰۷۱	۰/۹۳	۱۵	۱۵
۰/۶۴	۰/۰۴۵	۰/۲۱	۰/۰۳۳	۰/۰۵۵	۰/۹۶	۲۰	۲۰
۰/۸۵	۰/۰۵۵	۰/۲۷	۰/۰۳۹	۰/۰۶۳	۰/۹۵	۲۵	۲۵

جدول ۱۰. مقایسه بین ساختارهای بهینه شبکه‌های پرسپترون یک

مجموعه داده‌های ارزیابی								
مجموع مربعات خطا	انحراف استاندارد قدرمطلق خطا	بیشینه مقدار قدرمطلق خطا	میانگین قدرمطلق خطا	جذر متوسط مربعات خطا	ضریب همبستگی	تعداد نرونهای لایه پنهان		ساختار شبکه
۰/۹۹	۰/۰۴۹	۰/۲	۰/۰۵	۰/۰۶۷	۰/۹۳	۱۵		پرسپترون یک تک لایه
۱/۱	۰/۰۴۵	۰/۳۱	۰/۰۵۵	۰/۰۷۲	۰/۹۲	۲۰		
۱/۴	۰/۰۵۸	۰/۴۶	۰/۰۵۵	۰/۰۸	۰/۸۹	۳۰		
۰/۷۵	۰/۰۵۶	۰/۳۷	۰/۰۳۳	۰/۰۶۱	۰/۹۴	۲۰	۲۰	پرسپترون یک دو لایه
۰/۴۴	۰/۰۵۶	۰/۱۶	۰/۰۳۲	۰/۰۴۶	۰/۹۷	۲۵	۲۵	
مجموعه داده‌های آموزشی								
۳/۱	۰/۰۴۵	۰/۳۸	۰/۰۳۹	۰/۰۵۶	۰/۹۷	۱۵		پرسپترون یک تک لایه
۳/۱	۰/۰۴۳	۰/۳۶	۰/۰۳۶	۰/۰۵۵	۰/۹۶	۲۰		
۳/۲	۰/۰۵۱	۰/۳۵	۰/۰۳۷	۰/۰۵۶	۰/۹۵	۳۰		
۰/۴۸	۰/۰۲۱	۰/۲۷	۰/۰۰۷	۰/۰۲۲	۰/۹۹	۲۰	۲۰	پرسپترون یک دو لایه
۰/۸۲	۰/۰۲۴	۰/۳۴	۰/۰۱	۰/۰۲۹	۰/۹۹	۲۵	۲۵	

مجموعه داده‌های آزمایشی								
۱/۳	۰/۰۵۶	۰/۲۲	۰/۰۵۵	۰/۰۷۹	۰/۹۱	۱۵		پرسپترون یک تک لایه
۱/۳۵	۰/۰۵۷	۰/۳	۰/۰۵۷	۰/۰۸	۰/۹	۲۰		
۱/۴	۰/۰۵۹	۰/۲۷	۰/۰۶	۰/۰۸۱	۰/۸۷	۳۰		
۰/۶۴	۰/۰۴۵	۰/۲۱	۰/۰۳۳	۰/۰۵۵	۰/۹۶	۲۰	۲۰	پرسپترون یک دو لایه
۰/۸۵	۰/۰۵۵	۰/۲۷	۰/۰۳۹	۰/۰۶۳	۰/۹۵	۲۵	۲۵	

جدول ۱۱. مقایسه بین ساختارهای بهینه شبکه‌های پرسپترون دو

مجموعه داده‌های ارزیابی								
مجموع مربعات خطا	انحراف استاندارد قدرمطلق خطا	بیشینه مقدار قدرمطلق خطا	میانگین قدرمطلق خطا	جذر متوسط مربعات خطا	ضریب همبستگی	تعداد نرونهای لایه پنهان		ساختار شبکه
۱/۶	۰/۰۶۸	۰/۳۴	۰/۰۶۶	۰/۰۸۹	۰/۹۰	۲۰		پرسپترون دو تک لایه
۰/۹۵	۰/۰۴۸	۰/۲۰	۰/۰۴۶	۰/۰۶۸	۰/۹۴	۲۵		
۱/۱	۰/۰۵۸	۰/۳۳	۰/۰۴۹	۰/۰۷۰	۰/۹۳	۳۰		
۰/۷۳	۰/۰۴۸	۰/۳۰	۰/۰۳۶	۰/۰۵۹	۰/۹۵	۱۵	۱۵	پرسپترون دو دو لایه
۰/۶۵	۰/۰۴۱	۰/۲۶	۰/۰۳۹	۰/۰۵۳	۰/۹۳	۲۰	۲۰	
۰/۷۵	۰/۰۵۰	۰/۳۲	۰/۰۴۱	۰/۰۶۲	۰/۹۴	۲۵	۲۵	
مجموعه داده‌های آموزشی								
۳/۶	۰/۰۴۲	۰/۴۱	۰/۰۴۱	۰/۰۶۱	۰/۹۵	۲۰		پرسپترون دو تک لایه
۱/۶	۰/۰۴۵	۰/۳۳	۰/۰۲۷	۰/۰۴۰	۰/۹۸	۲۵		
۲/۶	۰/۰۴۸	۰/۴۹	۰/۰۳۳	۰/۰۵۱	۰/۹۶	۳۰		
۱/۳	۰/۰۲۸	۰/۳۲	۰/۰۱۸	۰/۰۳۷	۰/۹۸	۱۵	۱۵	پرسپترون دو دو لایه
۱/۸	۰/۰۲۰	۰/۳۱	۰/۰۲۰	۰/۰۳۶	۰/۹۹	۲۰	۲۰	
۱/۶	۰/۰۳۸	۰/۳۳	۰/۰۲۴	۰/۰۴۱	۰/۹۸	۲۵	۲۵	
مجموعه داده‌های آزمایشی								
۱/۷	۰/۰۶۳	۰/۳۳	۰/۰۶۴	۰/۰۹۱	۰/۸۴	۲۰		پرسپترون دو تک لایه
۱/۵	۰/۰۶۸	۰/۳۲	۰/۰۴۹	۰/۰۸۳	۰/۹۱	۲۵		
۱/۷	۰/۰۷۲	۰/۴۴	۰/۰۶۲	۰/۰۸۹	۰/۸۵	۳۰		
۰/۶۱	۰/۰۵۱	۰/۳۳	۰/۰۳۶	۰/۰۶۲	۰/۹۴	۱۵	۱۵	پرسپترون دو دو لایه
۱/۵	۰/۰۶۳	۰/۴۷	۰/۰۴۷	۰/۰۸۵	۰/۹۰	۲۰	۲۰	
۱/۱	۰/۰۵۸	۰/۳۳	۰/۰۴۸	۰/۰۷۲	۰/۹۰	۲۵	۲۵	

۴-۲- مدل شبکه نروفازی

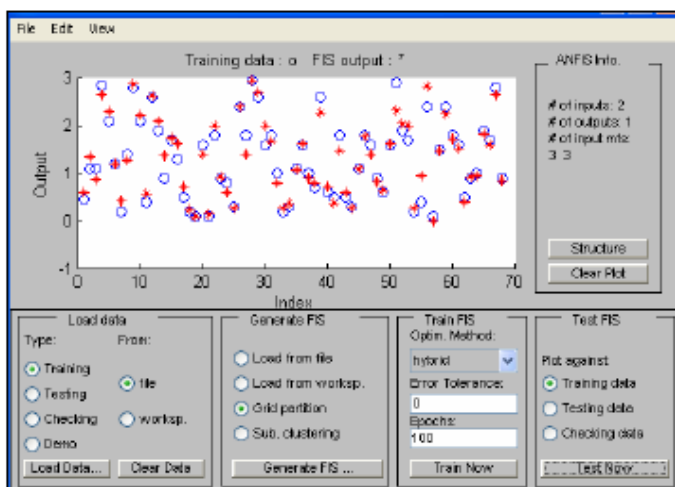
مدل شبکه نروفازی با استفاده از محیط گرافیکی نرم افزار متلب استفاده شده است. این مدل از یک سیستم فازی با استفاده از فرآیند یادگیری پس انتشار خطا استفاده می کند. دو مدل شبکه نروفازی یک و نروفازی دو جهت پیش بینی مورد استفاده قرار گرفته است. در شکل ۷ منحنی آموزشی برای شبکه های نروفازی نشان داده شده است.

پس از پایان آموزش مقادیر وزنها ذخیره شده و شبکه مورد نظر آماده است. مقادیر خروجی شبکه پس از آموزش با نتایج تجربی حاصل مقایسه می شود. در مدل اول، شاخصهای خطای شبکه در مقابل مجموعه های آموزشی و آزمایشی برای شبکه نروفازی یک در جدول ۱۲ نشان داده شده است. تمام شبکه ها عملکرد نسبتاً قابل قبولی از خود نشان می دهند. به این ترتیب دو شبکه با تعداد ۲ و ۳ تابع عضویت ورودی و خروجی که عملکرد بهتری دارند انتخاب شده اند.

جدول ۱۳ شاخصهای خطای شبکه در مقابل مجموعه آموزشی و آزمایشی برای شبکه نروفازی دو با ۳ پارامتر ورودی را نشان می دهد. در این مدل اکثر ساختارها در مقایسه با مدل اول از کارایی کمتری برخوردارند. ولی در این ساختارها دو ساختار به ترتیب با ۲ و ۳ تابع عضویت

ورودی و خروجی عملکرد بهتری نسبت به دیگر شبکه ها از خود نشان داده اند. بدین ترتیب در این میان شبکه ها، شبکه با ۳ تابع عضویت با شاخصهای خطای پایتتر و با وجود مقدار بیشینه خطای بیشتر در مقایسه با ساختارهای دیگر مدل، عملکرد قابل قبولی از خود نشان داده است. البته مقدار بیشینه خطا در این ساختار از ساختار با دو تابع عضویت بیشتر است. در مجموع با مقایسه دو ساختار بهینه مدل های نروفازی یک و دو مشاهده می شود که شبکه نروفازی یک با ۳ تابع عضویت ورودی و خروجی بهترین کارایی را در میان این دو مدل از خود نشان می دهد.

نتایج نشان می دهد که شبکه عصبی مصنوعی موفقیت قابل قبولی در پیش بینی حجم ترافیک ورودی به مسیر داشته است. شکل ۸ مقایسه بین خروجی های مدل شبکه عصبی مصنوعی و نتایج واقعی را نشان می دهند.



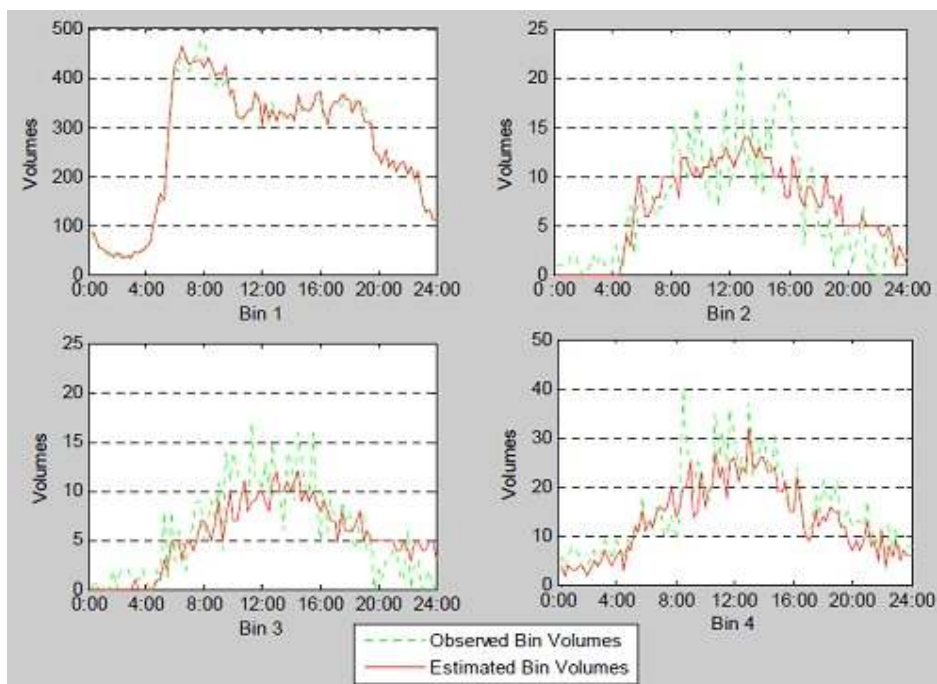
شکل ۷. داده های آموزشی شبکه نروفازی

جدول ۱۲. شاخصهای ارزیابی ساختارهای شبکه نروفازی یک با چهار پارامتر ورودی

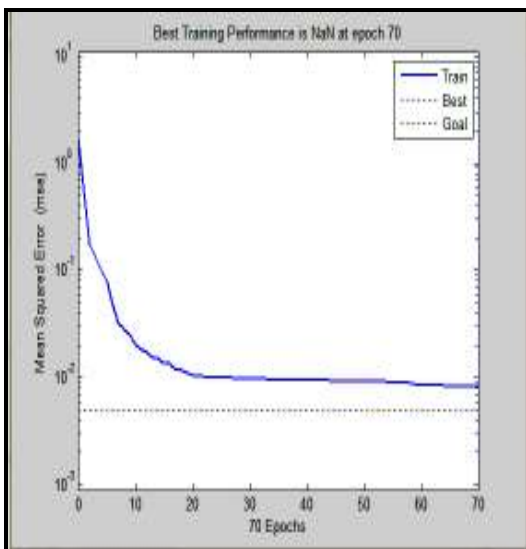
مجموعه داده‌های آموزشی						
تعداد توابع فازی	ضریب همبستگی	جذر متوسط مربعات خطا	میانگین قدرمطلق خطا	بیشینه مقدار قدرمطلق خطا	انحراف استاندارد قدرمطلق خطا	مجموع مربعات خطا
۲	۰/۶۸	۰/۱۳	۰/۰۹۲	۰/۷۵	۰/۰۹۵	۲۰
۳	۰/۹۴	۰/۰۵	۰/۰۴۲	۰/۵۵	۰/۰۵۵	۲/۵
مجموعه داده‌های آزمایشی						
۲	۰/۵۹	۰/۱۵	۰/۱۱	۰/۶	۰/۱	۸/۴
۳	۰/۹	۰/۰۸	۰/۰۶۵	۰/۵	۰/۰۶۵	۳/۷

جدول ۱۳. شاخصهای ارزیابی ساختارهای شبکه نروفازی دو با سه پارامتر ورودی

مجموعه داده‌های آموزشی						
تعداد توابع فازی	ضریب همبستگی	جذر متوسط مربعات خطا	میانگین قدرمطلق خطا	بیشینه مقدار قدرمطلق خطا	انحراف استاندارد قدرمطلق خطا	مجموع مربعات خطا
۲	۰/۶۲	۰/۱۵۲	۰/۱۲۵	۰/۶۸	۰/۱۱	۲۵
۳	۰/۸۷	۰/۰۹۵	۰/۰۶۱	۰/۶۱	۰/۰۷۲	۸/۵
مجموعه داده‌های آزمایشی						
۲	۰/۵۸	۰/۱۵	۰/۱۲۲	۰/۴۸	۰/۱۰۸	۸/۵
۳	۰/۷۸	۰/۱۲	۰/۰۸۷	۰/۶۲	۰/۰۹۸	۵



شکل ۸. مقایسه نتایج مدل و نتایج واقعی



شکل ۹. میانگین خطای مربعات

با توجه به جدول ۱۴ و مقایسه میانگین خطای مربعات ضریب همبستگی مربوط به مراحل آموزش، ارزیابی و آزمون، این مدل با توجه به میانگین خطای مربعات نزدیک به صفر و ضریب همبستگی ۵۰ درصدی کارایی خوبی برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت سرعت ترافیک از خود نشان داده است. در مورد شبکه‌های عصبی همواره این چنین نیست که شبکه‌ای بر پایه تعداد پارامترهای ورودی بیشتر بهترین نتایج را داشته باشد و ممکن است با کاهش تعداد پارامترهای ورودی نتایج بهتری حاصل شود. به عبارتی وجود اطلاعات زائد در میان متغیرهای ورودی موجب کاهش کارایی شبکه خواهد شد.

جدول ۱۴. مقایسه میانگین خطای مربعات و ضریب همبستگی

مرحله	ضریب همبستگی	میانگین خطای مربعات
آموزش	۰/۹۷۱	۰/۰۰۱۸۸
ارزیابی	۰/۹۶۱	۰/۰۰۱۸۲
آزمون	۰/۹۵۸	۰/۰۰۱۸۹

۵- نتیجه‌گیری

جلوگیری از پیامدهای ناشی از گره ترافیکی مؤثرترین روش بهبود وضعیت ایمنی در سطح شبکه معابر است، لذا تاکنون روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی گره ترافیکی مورد انتظار در ترافیک جاده‌ها، هم در شبکه معابر شهری و هم در راه‌های برون شهری ارائه شده است.

این نوع مدل‌ها که تحت عنوان مدل‌های پیش‌بینی گره ترافیکی شناخته می‌شوند با در نظر گرفتن پارامترهایی از قبیل نوع تسهیلات ترافیکی مورد نظر، حجم ترافیک وسایل نقلیه عبوری از محل مورد نظر، ویژگی‌ها و شرایط هندسی معبر و بسیاری دیگر از پارامترها، میزان احتمال بروز برخوردهای ترافیکی در هر یک از تسهیلات ترافیکی مورد نظر را پیش‌بینی می‌کنند.

این تحقیق، روشی مناسب برای پیش‌بینی گره ترافیکی است که این برآورد می‌تواند برای گذشته، وضع موجود (در صورتی که مشاهده‌ای وجود نداشته باشد)، یا آینده باشد. این روش در فرآیند برنامه‌ریزی‌های کلان برای بهبود شاخص ایمنی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در شکل ۹ نمودار کاهش میانگین خطای مربعات و نمودار ضریب همبستگی مربوط به مراحل آموزش، ارزیابی و آزمون و همچنین ضریب همبستگی بین تمامی داده‌ها برای شبکه بهینه ارائه شده است.

-بهبهانی، ح. و حقیقی، ف. ر.، (۱۳۸۹)، "کنترل زمان بندی چراغ راهنمایی بوسیله شبکه‌های عصبی"، دوازدهمین کنفرانس مهندسی حمل و نقل و ترافیک ایران، ص. ۵۲-۵۵.

-پورمعلم، ن. دزفولیان، ر.، (۱۳۸۸)، "ارایه الگوریتم و مدل ارزیابی تحلیل سوانح ریلی با استفاده از سیستم‌های هوشمند عصبی- فازی (مطالعه موردی خروج از خط)"، فصلنامه مهندسی حمل و نقل، دوره ۱، شماره ۱، ص. ۱۱-۲۳.

-جوانشیر، ح. ناصرعلوی، م. و مبشری، ح.، (۱۳۸۸)، "اصول و کاربردهای سیستم‌های هوش جمعی در مهندسی حمل و نقل"، ششمین کنگره ملی مهندسی عمران، سمنان، ص. ۱۱۱-۱۱۴.

-ذوالفقاری، الف.، کرکه‌آبادی، ز.، (۱۳۹۲)، "مسیریابی هوشمند اکیپ‌های امدادی با استفاده از الگوریتم تئوری بازیها نمونه موردی: شهر سمنان"، فصلنامه مهندسی حمل و نقل، دوره ۵، شماره ۱، ص. ۱۹-۳۲.

-شفابخش غ.ع.، نادرپور، ح.، (۱۳۸۹). "مدلسازی تخصیص ناوگان اتوبوسرانی شهری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: مشهد مقدس)"، فصلنامه مهندسی حمل و نقل، دوره ۱، شماره ۳، ص. ۶۷-۷۹.

-شمسی‌نژاد، پ.، (۱۳۹۲)، "کنترل ترافیک یک تقاطع ایزوله با روش هوشمند فازی"، اولین کنفرانس ایده‌های نو در مهندسی برق، دانشگاه آزاد خوارسگان- اصفهان، ص. ۴۴-۴۷.

-عباسی، س. ح. و یعقوبی، م. (۱۳۹۲)، "رویکردی نو در بررسی پیش‌بینی پذیری ترافیک شهری مبتنی بر تئوری آشوب و پیش‌بینی جریان ترافیک شهر مشهد مبتنی بر سیستم فازی- عصبی تطبیقی چندگانه"، فصلنامه مهندسی حمل و نقل، سال چهارم، شماره سوم، ص. ۲۳۳-۲۴۶.

نتایج شاخص‌های خطا برای سه مدل مربوطه برای مجموعه‌های آموزشی، آزمایشی و ارزیابی نشان می‌دهد که شبکه پرسپترون دو با دو لایه پنهان ۱۵ نرونی بهترین عملکرد را نسبت به سه مدل دیگر از خود نشان می‌دهد. البته در مجموعه آموزشی شبکه پرسپترون یک با دو لایه پنهان ۲۰ نرونی از بهترین عملکرد برخوردار است. ولی در سایر شاخص‌های خطا شبکه پرسپترون دو مقادیر پایین‌تری را به خود اختصاص داده است. بنابراین شبکه مذکور به عنوان موفق‌ترین مدل در پیش‌بینی گره ترافیکی انتخاب می‌شود.

۶- پی‌نوشت‌ها

- 1-Model Free
- 2-Artificial Neural Networks (Anns)
- 3-Intelligent
- 4- Multi Layer Perceptron
- 5- Matlab
- 6- Fuzzy Inference System
- 7- Membership Function
- 8- Radial Basis Function

۷-مراجع

-امامی، م. و یثربی، س.ش. الف.، (۱۳۹۳)، "کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در تفسیر نتایج آزمایش پرسپوتری" فصلنامه عمران مدرس، دوره چهاردهم، ص. ۱۱-۲۵.

-امینی، س. دوست‌محمدی، ع.، (۱۳۸۶)، "مدلسازی و کنترل نظارتی شبکه‌های ترافیک شهری ابعاد وسیع با استفاده از پتری نت های هایبرید"، دهمین کنفرانس مهندسی حمل و نقل و ترافیک ایران، ص. ۷۷-۸۰.

-Bingham, E. (2014), "Reinforcement learning in neural fuzzy traffic signal

- Williams, B. M. (2015), "Multivariate vehicular traffic flow prediction: An evaluation of ARIMAX modeling", *Transportation Research Record*, 1776, pp. 194–200.
- Wang, H. Wei, H. and Zhang, G. (2009), "An Artificial Neural Network Method for Length-based Vehicle Classification Using Single-Loop Outputs", *Transportation Research Center at the Beijing University of Technology*, pp.1-17
- Zhang, H. Ritchie, S. G. and Lo, K. L. (2001), "Macroscopic Modeling of Freeway Traffic Using an Artificial Neural Network", *Transportation Research Record* 1588.
- control," *Eur. J. Opera. Res.*, Vol. 131, No. 2, pp. 232–241.
- Fausett, L. V. (1994), "Fundamentals neural networks: Architecture, algorithms, and applications", Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey.
- Kumar, K. Parida, M. and Katiyar, V. K. (2014), "Prediction of urban traffic noise using artificial neural network approach ", *Environmental Engineering & Management Journal (EEMJ)*, Vol. 13 ,No. 4, pp.817-826
- Piuri,V. and C.Alippi. (2011), "Artificial neural networks"; *Journal of system Architecture*; Vol. 44, No.8, pp.565-567.
- Sharma, M. Dahiya, M. Saini, P. K. and Garg, N. (2014), "Application of Artificial Neural Network for Modelling of Traffic Noise on Roads in Delhi", *IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering*, Vol.56, PP. 31-36.
- Srinivasan, D. Choy, M. Ch. Cheu, R. L. (2006), " Neural Networks for Real-Time Traffic Signal Control", *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 7, No. 3.

